第 37 卷第 7 期 生 态 学 报 Vol.37,No.7
2017 年 4 月 ACTA ECOLOGICA SINICA Apr.,2017

DOI: 10.5846/stxb201512162511
陈吉龙, 李国胜,寥华军,王炳亮,崔林林.辽河三角洲河口湿地典型芦苇群落最大光能转化率模拟.生态学报,2017,37(7):2263-2273.
Chen J L, Li G S, Liao H J, Wang B L, Cui L L.Simulation of maximum light coversion efficiency for a *Phragmites* salt marsh in the Liaohe River estuarine wetland.Acta Ecologica Sinica,2017,37(7):2263-2273.

辽河三角洲河口湿地典型芦苇群落最大光能转化率模拟

陈吉龙[1,2], 李国胜[2,3,*],寥华军[2],王炳亮[2],崔林林[2]
1 中国科学院重庆绿色智能技术研究院, 重庆 400714
2 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101
3 中国地质调查局滨海湿地生物地质重点实验室, 青岛 266071

摘要:CASA 模型是研究宏观尺度净初级生产力最常用的模型之一,最大光能转化率是 CASA 模型的最关键参数,但他难以通过测量和试验获得,只能通过模拟求取。利用 CASA 模型反演了辽河三角洲河口湿地典型芦苇群落的最大光能转化率,并针对遥感和气象数据的可能误差对最大光能转化率的影响进行了敏感性分析。模拟结果表明:芦苇群落具有极高的碳转化能力,最大光能转化率达 1.667 g C/MJ,实际转化率达到 0.957—1.102 g C/MJ。敏感性分析结果显示最大光能转化率模拟值对总辐射和 NDVI 表现出较强的敏感性,由总辐射误差带来的最大光能转化率相对变化幅度仅为-4.14%—4.56%;模拟结果对 NDVI 的敏感性随着 NDVI 的增加而降低,即便是以误差 30%考虑,模拟值仍然比较集中在样点的变化范围之内,这些结果表明模拟的芦苇最大光能转化率具有一定的稳定性和可靠性。

关键词:最大光能转化率;芦苇;CASA 模型;净初级生产力;辽河三角洲

Simulation of maximum light coversion efficiency for a *Phragmites* salt marsh in the Liaohe River estuarine wetland

CHEN Jilong[1,2], LI Guosheng[2,3,*], LIAO Huajun[2], WANG Bingliang[2], CUI Linlin[2]
1 *Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology*, *Chongqing* 400714, *China*
2 *Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research*, *Beijing* 100101, *China*
3 *Key Laboratory of Coastal Wetland Biogeosciences*, *China Geologic Survey*, *Qingdao* 266071, *China*

Abstract: Maximum light conversion efficiency (MLE) is a critical parameter for the Carnegie Ames Stanford Approach (CASA) model, which is widely used for modeling net primary productivity (NPP) globally. However, it is difficult to parameterize MLE using experiments and field observation. MLE is fundamental in ecological studies, therefore, modeling MLE is of vital importance and significance. The present study determined the MLE of a *Phragmites* salt marsh in the Liaohe River estuarine wetland in China. The main objectives of this study were to: (1) determine the MLE of a *Phragmites* salt marsh; and (2) investigate the sensibility of MLE to environmental factors. Factors included in the CASA model comprised the Absorbed Photosynthetically Active Radiation (APAR) using sunshine duration, which was obtained from the National Meteorological Information Center; Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), calculated using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) determined from 16-day Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data; temperature and water stress coefficients, calculated using MODIS reflectance data; and

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41401051);中国科学院西部之光项目;中国地质调查局地质调查项目(GZH201200503);国土资源公益性行业科研专项项目(201511057);重庆基础与前沿资助项目(cstc2015jcyjA00007)
收稿日期:2015-12-16; **网络出版日期:**2016-08-30
* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: ligs@ igsnrr.ac.cn

meteorological variables including air temperature, precipitation, sunshine duration, air pressure, water vapor pressure, wind velocity, and relative humidity. Field observations of the NPP of the *Phragmites* salt marsh were conducted at 54 sampling areas with a size of 250 m × 250 m, of which 27 sites were used for modeling, and the remaining for validation. The results showed that the *Phragmites* salt marsh had a relatively high carbon conversion efficiency, with an average MLE of 1.667 gC/MJ, varying between 1.112 and 2.611 g C/MJ, which was much higher than the proposed value of 0.389 g C/MJ by Potter. It was even higher than that of broad-leaved, coniferous, and theropencedrymion forests. The simulated MLE was sensitive to global solar radiation and NDVI, decreasing with their increase, which was more pronounced at lower values. This indicated that it is important to check data quality and increase the data accuracy of global solar radiation. In the present study, global solar radiation was estimated using sunshine duration, with an accuracy of 95%. The relative range of MLE affected by the error of global solar radiation was from −4.14% to 4.56%. MLE became less sensitive as NDVI increased, whereas the simulated values still fell into the MLE range, but the NDVI error increased by 30%. In practical applications, the differences in MODIS NDVI data were much smaller, suggesting that our results are universal and could be used for other satellite images with different spatial resolutions. The air temperature and precipitation errors had little effect on the simulated results, as MLE was not sensitive to them. The results of the sensitivity analysis increased the reliability and confidence of the simulated MLE for the *Phragmites* salt marsh, which is of great significance when studying the carbon sink and sequestration potential of *Phragmites* wetlands in China and other regions globally.

Key Words: maximum light conversion efficiency; *Phragmites* salt marsh; CASA model; net primary productivity; Liaohe River estuarine wetland

河口湿地是一类特别的湿地生态系统,位于陆地、海洋和河流生态系统的交界处,是生产力最高的生态系统之一,可以与农田生态系统相媲美,具有很高的固碳能力[1]。单位面积盐沼、红树林湿地甚至比成熟的热带雨林能封存高得多的碳,在全球碳循环中扮演着重要角色。传统的样地观测是湿地生产力研究的基本方法,站点实测数据精度高,是模型校正和验证不可缺少的基础资料;但由于湿地特殊自然环境,加大了野外测量的难度;另一方面,样地观测在区域净初级生产力研究中存在明显局限性。在区域或全球尺度上,模型估算成为净初级生产力一项重要手段[2]。其中,以基于光能转化率的 Carnegie Ames Stanford Approach (CASA)模型应用较为广泛[3-4]。CASA 模型能够与 RS 和 GIS 技术相结合,为区域生产力的研究提供高效、精确的研究方法。

最大光能转化率是 CASA 模型最重要的参数之一,它的大小直接影响到净初级生产力的总量。其含义为在理想情况下,植被通过光合作用吸收单位光合有效辐射所固定的最大干物质总量。Raymond 等认为在没有气候和其它因素限制情况下,森林的最大光能转化率可达 3.5 g C/MJ[5],而在 Harvard 森林研究样地,最大光能转化率约为 0.55 g C/MJ[6]。农作物的最大光能转化率变化范围较窄,介于 1.1—1.4 g C/MJ 之间,而自然生态系统变化较大[7],因此,Heimann 等采用平均值 1.25 g C/MJ 估算了全球植被的年净初级生产力[8]。不同植被类型之间的最大光能转化率存在较大差异,目前还无法直接测量,只能通过模拟来求取。Potter 提出 CASA 模型时,利用 Raich 等[9]和 McGuire 等[10]观测的 17 组净初级生产力数据模拟出最大光能利率为 0.389 g C/MJ[3-4]。虽然这个值被广泛用来估算区域植被净初级生产力[11],但最大光能利率取值偏低导致净生产力被低估的现象也被大量报道[12-13],这些结果表明对最大光能转化率的本地校正或者模拟对准确估算净初级生产力具有十分重要的作用。由于受实测资料的限制,相关研究仅有少量的报道。Running 等根据生态生理过程模型 BIOME-BGC,模拟出不同植被的最大光能转化率为 0.389—1.259 g C/MJ[13]。朱文泉利用中国林业部的林业普查的实测数据和空间分辨率为 8 km 探路者数据,采用 CASA 模型模拟出中国主要森林植被的最大光能转化率为 0.542—0.985 g C/MJ[14]。由于陆地生态系统的复杂性,对于不同植被类型,最大光能转化率取值应该不同,森林生态系统的模拟值不能简单应用到湿地生态系统;另外,使用的数据及方法的差异也可能

对结果有一定的影响。即便不考虑这些因素,迄今为止,仍未发现有关河口湿地最大光能转化率模拟研究的报道。

辽河三角洲河口湿地是我国重要的河口湿地之一,是亚洲最大的暖温带滨海湿地,位于辽宁省西南部辽河平原南端,渤海辽东湾的顶部(图 1)。受海洋和陆地交互、淡咸水交汇作用,复杂动力机制造就了复杂多样的湿地类型和生态环境,发育了以芦苇、翅碱蓬、獐毛、香蒲等作为建群种的湿地植物群落,以及水稻田、虾蟹养殖池等人工湿地类型,其中芦苇面积达到 756 km^2,是亚洲第一大芦苇湿地,已建成世界第二大苇场,修建了完善的水利排灌体系,改变了自然状态下河口湿地的水文规律。石油开发的各种地面工程造成了湿地景观破碎化,严重破坏了湿地的原有生境。在这些人为干扰下,辽河三角洲河口湿地的植被及净生产力格局发生明显的变化[15]。但由于种种原因,我国对湿地的研究、监测开展较晚,湿地生态系统缺少长期、系统的观测数据。尽管目前已经在辽河三角洲开展了一些净初级生产力的研究工作[16],但绝大部分仍局限于有限样点的野外调查工作。RS 和 GIS 技术为湿地净生产力的研究提供了高效手段,但目前在本区域的应用也还停留在景观层面的研究上[17]。因此,辽河三角洲河口湿地净初级生产力的遥感监测被列为中国地质调查项目及国土资源公益性行业科研专项的重要内容,而准确确定芦苇群落的最大光能转化率是净初级生产力研究的前提工作,对全面了解河口湿地碳汇功能、研究湿地碳循环具有十分重要的作用,而且对准确评估我国芦苇湿地的固碳功能、发挥和提高湿地生态系统的固碳潜力具有重要的意义。

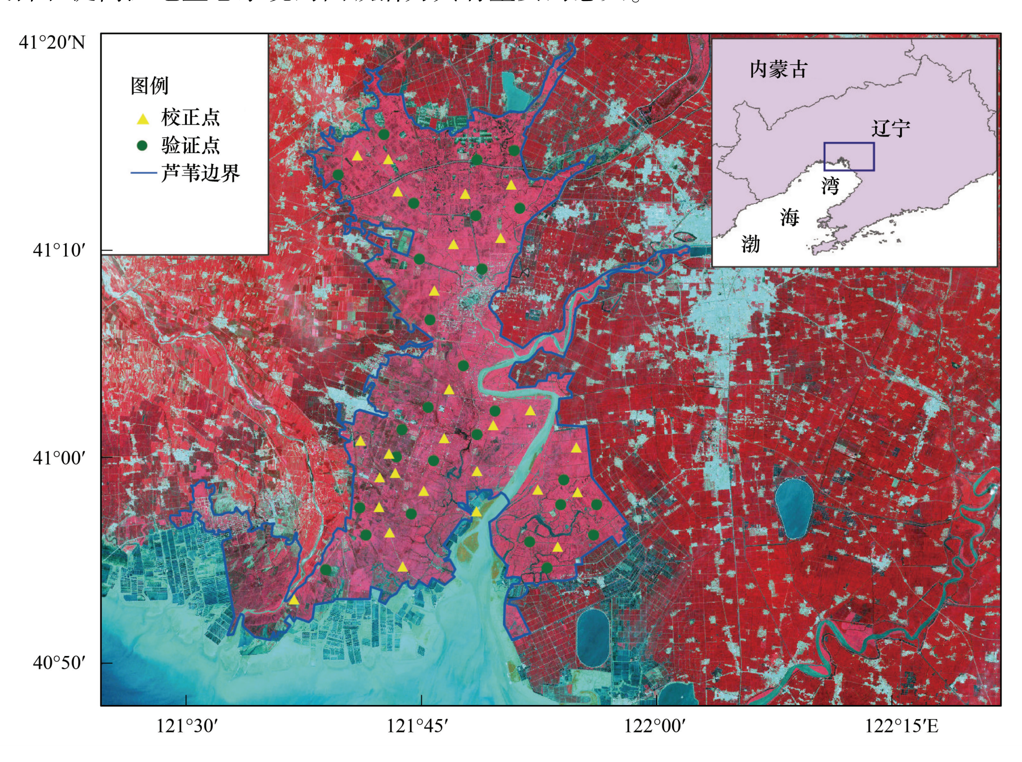


图 1　辽河三角洲河口湿地的位置及样点的分布

Fig.1　Location of the sampling sites in Liaohe river estuarine wetland

* 背景为 TM432 波段合成

1　数据与方法

1.1　方法

1.1.1　CASA 模型

利用光能转化率原理,Monteith 提出利用吸收光合有效辐射和光能转化率来估算陆地净初级生产力的概念,并考虑了水分、温度和养分胁迫。在此基础上,Potter 和 Field 建立了 CASA 模型,实现了基于光能转化率

原理的净初级生产力估算,其理论构架可表示为下式[3-4]。

$$NPP(x,t) = APAR(x,t) \times \varepsilon(x,t) \quad (1)$$

$$\varepsilon(x,t) = Tg1(x,t) \times Tg2(x,t) \times Wg(x,t) \times \varepsilon_{max} \quad (2)$$

式中,NPP 为净初级生产力,APAR 为吸收光合有效辐射,FPAR 为光合有效辐射分量,t 表示时间,x 表示空间位置,ε_{max} 为最大光能转化率,Tg_1 和 Tg_2 为温度胁迫系数,Wg 为水分胁迫系数。

1.1.2 CASA 模型参数化

植被吸收的光合有效辐射取决于太阳总辐射和植被对光合有效辐射的吸收分量,用下列公式表示:

$$APAR(x,t) = Rs(x,t) \times \alpha \times FPAR(x,t) \quad (3)$$

式中,$Rs(x, t)$ 是像元 x 处的太阳总辐射, α 表示植被所能利用的太阳有效辐射占太阳总辐射的比例,主要是波长范围在 0.38—0.76 μm 的可见光, α 一般约占太阳总辐射能量的 50%左右。由于太阳辐射站点数量少,常常需要利用采用 Ångström-Prescott (A-P)模型和日照时数来计算[18]。

光合有效辐射分量是植被对光合有效辐射的吸收比例,取决于植被类型和植被覆盖状况。研究表明光合有效辐射吸收分量与归一化植被指数(NDVI)存在线性关系[19]。这一关系可以根据某一植被类型 NDVI 的最大值和最小值以及所对应的光合有效辐射吸收分量最大值和最小值来确定:

$$FPAR(x,t) = \frac{(NDVI(x,t) - NDVI_{i,min})}{NDVI_{i,max} - NDVI_{i,min}} \times (FPAR_{max} - FPAR_{min}) + FAPR_{min} \quad (4)$$

式中,$NDVI_{i,max}$ 和 $NDVI_{i,min}$ 分别对应第 i 种植被类型的 NDVI 的最大值和最小值。进一步的研究表明,光合有效辐射吸收分量与比值植被指数(RVI)也存在较好的线性关系[20],可由公式表示:

$$FPAR(x,t) = \frac{(RVI(x,t) - RVI_{i,min})}{RVI_{i,max} - RVI_{i,min}} \times (FPAR_{max} - FPAR_{min}) + FAPR_{min} \quad (5)$$

式中,$FPAR_{min}$ 和 $FPAR_{max}$ 的取值与植被类型无关,分别为 0. 001 和 0. 95。研究表明由 NDVI 所估算的光合有效辐射吸收分量比实测值高,而由 RVI 所估算的光合有效辐射吸收分量则低于实测值,但其误差小于由 NDVI 所估算的结果[21],考虑到这种情况,Los 将这两种方法结合起来,取其平均值作为最终结果[22],此时,估算值与实测值之间的误差达到最小。

光能转化率是 CASA 模型中最关键的环节。Potter 等认为在理想条件下植被具有最大光能转化率,而在现实条件下的光能转化率受到环境因子如气温、水分状况以及大气水汽压差等因素的影响,因此利用温度、大气及水分的可利用程度来调节。其公式可以表达为[3-4]:

$$\varepsilon(x,t) = Tg_1(x,t) \times Tg_2(x,t) \times Wg(x,t) \times \varepsilon_{max} \quad (6)$$

式中,$Tg_1(x, t)$ 和 $Tg_2(x, t)$ 为温度胁迫系数,分别用以下公式计算:

$$Tg_1(x) = 0.8 + 0.02Topt(x) - 0.0005Topt(x)^2 \quad (7)$$

$$Tg_2(x) = \frac{1.1814}{(1 + e^{0.2(Topt(x) - 10 - T(x,t))})(1 + e^{0.3(-Topt(x) - 10 + T(x,t))})} \quad (8)$$

式中,T_{opt} 为一年内 NDVI 达到最高时月份的平均气温,认为此温度为植被生长的最适温度。当某一月平均温度小于或等于-10C 时,T_{opt} 取 0,认为此时光合生产为零。若某月气温比最适宜温度高 10℃或低 13℃时,该月的 Tg_2 值等于月平均气温为最适宜温度 T_{opt} 时的 Tg_2 值的一半。

$Wg(x, t)$ 为水分胁迫系数,反映了水分条件对光能转化率的影响,其取值范围为 0.5 至 1,由下式计算:

$$Wg(x,t) = 0.5 + 0.5EET(x,t)/PET(x,t) \quad (9)$$

式中,EET 为实际蒸散,根据 FAO 推荐的作物潜在蒸散的 Penman-Monteith 方程计算[23]。PET 为潜在蒸散量,根据 Boucher 提出的互补关系计算[24]。

根据公式(1)和(2),则最大光能转化率表示为:

$$\varepsilon_{max} = \frac{NPP(x,t)}{APAR(x,t) \times Tg_1(x,t) \times Tg_2(x,t) \times Wg(x,t)} \quad (10)$$

公式中可以看出,当 NPP、APAR、Tg_1、Tg_2 和 Wg 为已知时,便可以计算某一样点上植被的最大光能转化率。由于模型估算往往不可避免的要对某些过程进行简化;另一方面,不同的数据误差也有可能被带入最后的结果中,不同样点所模拟的最大光能转化率可能不同。因此,本文将利用 54 个样点数据中的 27 个(图 1),根据误差最小原则,拟合出芦苇的最大光能转化率。

1.1.3　净初级生产力分配

部分净初级生产力在生长期分配到根部,经过累积形成地下生物量。而利用 CASA 模型所估算的净初级生产力包括地上和地下部分。由于湿地的特殊困境,加上芦苇发达的深根系,对地下净初级生产力的测定比较困难。本文野外样地调查仅仅测定了芦苇地上部分。为了使 CASA 模型模拟的结果与实测生物量具有可比性,采用根、茎、叶动态配置模式(Pierre′s model),根据可利用资源光(L)、水分(W)和假营养(N)对不同器官进行碳的动态配置[25],将地上部分的净初级生产力从 CASA 模型中所模拟的结果分离出来。

$$NPP_{root} = 3Nr(L/(L + 2\min(W,N))) \tag{11}$$

$$NPP_{stem} = 3Ns(\min(W,N)/(2L + \min(W,N))) \tag{12}$$

$$NPP_{leaf} = 1 - (NPP_{root} + NPP_{stem}) \tag{13}$$

式中,Nr 和 Ns 代表没有资源限制时,净初级生产力分配到根和茎中的比率,默认取值 0.3。资源可利用性因子 L、W、N 取值介于 0.1(资源限制)与 1(资源充分并容易获取)之间。L 利用叶面积指数来估算, $L = e^{-K\times LAI}$,K 为消光系数,默认取值为 0.5。水分因子 W 取决于土壤湿度和土壤质地。假营养因子 N 利用湿度和气温来计算,$N=Fp\times Ft$,其中 Fp=PPT/PET,$Ft=2[(T-30)/10]$,PPT 为降水量,T 为平均气温,PET 潜在蒸散。

1.2　数据收集与处理

基于 CASA 模型估算植被净初级生产力涉及大量的气象数据、遥感数据以及其它基础资料,数据质量的好坏直接关系到结果的可靠性,因此,在数据的收集与处理过程中,要尽可能的降低数据本身所包含的误差,并使数据具有统一的标准。

1.2.1　气象数据

气象数据包括 2011 年每日的总辐射、日照时数、平均气温、最高气温、最低气温、大气压、相对湿度。所有气象数据都从中国气象科学数据共享网(http:// cdc. cma. gov. cn/)获取。根据 CASA 模型估算区域的净初级生产力,需要基于网格点的气象数据,这要求将气象站点的气象要素通过空间插值到区域,但研究区域内仅有营口站的气象数据,为了减少插值的边缘误差,下载了整个辽宁省内的 27 个气象站的数据,然后通过 ANUCLIM 插值方法内插出整个辽宁省网格点气象数据,最后利用研究区域的边界剪切出区域内的数据[26]。

1.2.2　遥感数据

遥感数据是进行区域净初级生产力研究不可缺少的数据源。由于 MODIS 多波段数据可以同时提供有关陆地、植被、大气、温度等特征信息,其时间分辨率高,重覆周期短,是开展区域净初级生产力研究非常重要的资源。因此,本文也使用 MODIS 数据产品来模拟芦苇群落的净初级生产力,具体包括 2011 年全年 16d 合成的 MODIS09 反射率产品、2011 年全年 16d 合成 MOD13 植被指数产品以及 2011 年全年 16d 合成 MODIS15 叶面积指数产品。所有 MODIS 数据均从 NASA(http://reverb.echo. nasa.gov)下载获取。这些数据产品都经过了一系列严格的质量控制和检验,已经在国内外广泛使用,实践证明这类产品的精确度能够满足此类研究工作的需要。

1.2.3　净初级生产力测量数据

净初级生产力测量采用收割法,选取连续分布的且长势均质的典型芦苇群落,设置样地 54 个(图 1),其中 27 个用于模拟最大光能转化率,另一半用于验证模拟结果。大样地面积设为 250 m×250 m,以匹配 MODIS 像元大小,在每一样地的四角和中心设置 5 个 2 m×2 m 小样方,将样方芦苇齐地收割,按器官部位分别称总鲜重,并各取样品一份(300—500 g 左右),用于测定不同器官的干物质比率。并收集样方中所有调落物并测定鲜重,同样也取样品一份,测算调落物的干物质比率。将样品带回实验室在 80℃下烘干 48 h 至恒重并称

重,然后根据不同器官的干物质比率及其总鲜重,推算其样方内总干重,以5个小样方的平均值计算样地单位面积生物量,最后乘以碳转换系数(0.45),换算成单位面积上植被地上部分碳含量。各样点的调查具体情况见表1。

表1 模拟样点的最大光能转化率

Table 1 The simulated maximum light conversion efficiency of Phragmites salt marsh

模拟样点编号 Sampling sites No.	经度/(°) Longitude	纬度/(°) Latitude	植被覆盖度 Vegetation coverage	观测 NPP/(kg C/m²) Observed NPP	最大光能转化率/(g C/MJ) Maximum light conversion efficiency
1	121.64584	40.91238	95%	0.604	1.757
2	121.68842	40.94095	90%	0.493	1.291
3	121.68153	40.96292	85%	0.771	1.930
4	121.73628	40.95840	90%	0.424	1.122
5	121.71923	41.00459	80%	0.490	1.607
6	121.75887	41.00171	80%	0.664	1.712
7	121.80473	41.02351	60%	0.402	1.158
8	121.72478	41.02634	80%	1.090	2.297
9	121.75261	41.04469	75%	0.435	1.177
10	121.82411	41.04255	70%	0.483	1.193
11	121.78935	41.07868	70%	0.463	1.112
12	121.75301	41.11547	80%	0.588	1.667
13	121.74062	41.16428	80%	0.633	1.738
14	121.65253	41.23127	80%	0.540	1.397
15	121.70103	41.26432	70%	0.406	1.182
16	121.73387	41.20943	70%	0.534	1.386
17	121.80019	41.20012	70%	0.872	2.013
18	121.80817	41.15675	80%	0.779	2.037
19	121.88129	40.91645	80%	0.978	2.610
20	121.86287	40.93732	75%	0.879	2.256
21	121.93085	40.94338	70%	0.707	1.804
22	121.93343	40.96785	70%	0.868	2.353
23	121.89491	40.96758	75%	0.679	1.780
24	121.89799	40.98792	60%	0.590	1.572
25	121.84760	41.20659	60%	0.482	1.208
26	121.84058	41.25302	75%	0.496	1.330
27	121.80091	41.24509	80%	0.589	2.031

2 结果与讨论

2.1 模拟结果

表1列出了模拟的芦苇最大光能转化率,样点模拟值为1.112—2.611 g C/MJ(1.656±0.43)(表1),模拟值平均值为1.667 g C/MJ。Potter提出CASA模型时,植被最大光能转化率为0.389 g C/MJ[3-4],明显低于本区域芦苇群落的最大光能转化率。在广东鼎湖山和黑石顶的观测也表明常绿阔叶林的实际光能转化率分别要大于0.605 g C/MJ和0.515 g C/MJ[21],因此,彭少麟采用最大光利用率为1.25 g C/MJ估算了广东省植被的净初级生产力[27],但依然要低于芦苇群落的最大光能转化率。采用与本文相同的方法,朱文泉利用净初级生产力的实测数据,根据误差最小的原则模拟出中国主要森林植被类型的最大光能转化率为0.542—0.985 g C/MJ[21]。而Running根据生态生理过程模型BIOME-BGC模拟的不同的植被类型的最大光能转化率为

0.389—1.259 g C/MJ[13],其结果也都明显低于本区域芦苇群落。

利用模拟的最大光能转化率,我们计算了芦苇群落的实际光能转化率,样点模拟平均值为 0.957—1.102 g C/MJ,要高于我国植被的年平均光能转化率 0.196—0.701 g C/MJ[14],甚至要高于常绿阔叶林、常绿针叶林、热带常绿阔叶林等森林植被[27]。图 2 为芦苇群落光能转化率的时间动态,表现出明显的单峰曲线季节变化模式;从年初到 4 月上旬,由于低温天气的限制,光能转化率趋近于 0;当温度升高到适宜植被生命活动时,植被开始生长发育,光能转化率开始上升;随着生长季的持续,温度和降水的增加有利于叶片的光合作用,光能转化率不断提高,叶面积不断增加, 覆盖度逐渐增大,在 7 月下旬本地区的温度和降水分别达到最大值时,光能转化率也达到最高值 1.524 g C/MJ;在植被长势达到最茂盛后,随着温度和降水的减少,加上大部分绿叶开始变黄或凋落,叶绿素含量降低,光能转化率也开始降低;在生长季结束后,低温寒冷天气限制了植被的生长,光能转化率趋近于 0。

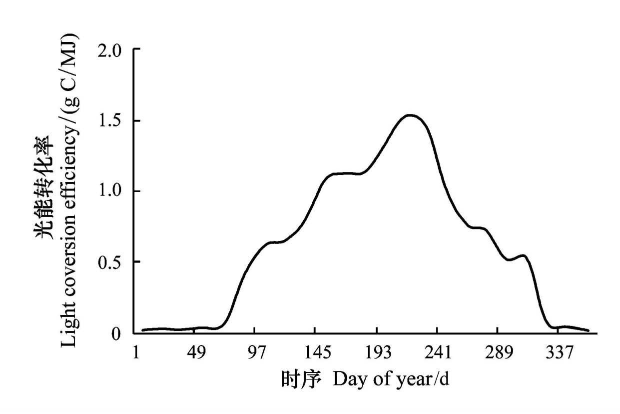


图 2　芦苇群落光能转化率的时间动态

Fig.2　Temporal vartion of light coversion efficiency of Phragmites salt marsh

河口湿地位于陆地、海洋和河流生态系统的交界处,是生产力最高的生态系统之一[1]。乔治亚海岸互花米草的净初级生产力达到 7620 g C/m^2[28],我国长江口典型芦苇湿地净初级生产力也可达 1100—2400 g C/m^2[29]。这除了与河口湿地所处的特殊环境有关外,还可能取决于湿地植被高的光能转化率。本文的结果表明芦苇群落具有很高的最大和实际光能转化率,甚至要高于 Running[13], 朱文泉[14]模拟的阔叶林、针叶林以及针阔混交林等森林植被,这可能是由于植被的生长都需要充足的水分和营养条件,而芦苇沼泽湿地恰恰处于陆地与水体的过渡地带,它同时兼具丰富的陆生和水生动植物资源,在长期的自然选择和进化过程中形成了其它任何生态系统都无法比拟的基因库;别一方面,沼泽湿地的泥碳土壤经过长期累积,为沼泽植被的生长提供了丰富的营养元素;加上河口湿地海洋与河流的水文交互作用有利于植被光合作用对碳的转化,已有的研究也表明河口湿地高的生产力与水文的季节性波动有着密切的相关性[30]。这些特殊的水文和土壤条件为河口湿地芦苇群落对碳的转化提供了有利的条件,形成了芦苇群落高的光能转化率。

3.2　模拟结果验证

对模拟结果进行验证是进一步分析和应用的基础,由于在目前还不能通过试验和设备来测量植被的最大光能转化率,无法通过实测值来检验模拟的效果。最大光能转化率真是 CASA 模型的重要参数,因此,利用 54 个野外测量数据中的另外 27 个,并利用模拟的芦苇最大光能转化率来计算对应样点的地上净初级生产力,通过验证地上净初级生产力来间接验证模拟的最大光能转化率的可靠性。图 3 为 CASA 模型模拟的芦苇地上净初级生产力与实测值散点图。总体上看,CASA 模型模拟结果与观测值具体较好的一致性。模拟值与实测值之间的相关系数为 0.63(P<0.001),达到极显著性水平。最大相对均方根误差(RRMSE)为 40%,平均相对均方根误差为 24%。27 个验证点的平均模拟值和观测值较为接近,分别为 619.9 g C/m^2 和 627.3 g C/m^2, 两

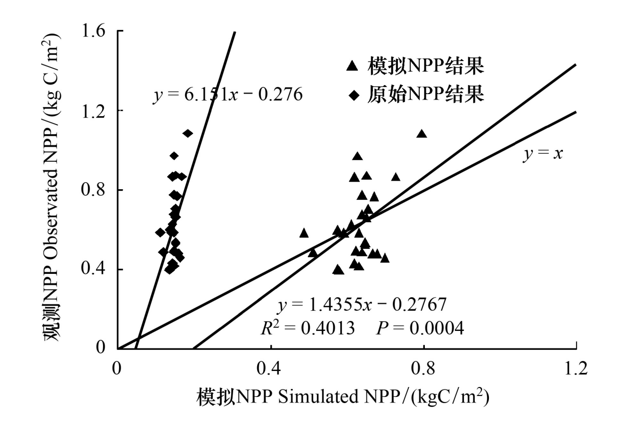


图 3　地上净初级生产力模拟值与观测值

Fig.3　Scatter plots of aboveground NPP estimation vs. observation

* 原始结果是指采用最大光能转化率 0.389 g C/MJ 所计算的 NPP,模拟结果是指采用 1.667g C/MJ 所计算的 NPP

者仅相差 7.5 g C/m^2。这间接的表明本文所模拟的芦苇最大光能转化率具有较高的可靠性。而当最大光能转化率采用 0.389 g C/MJ 时,模拟的地上净初级生产力为 112.87—184.59 g C/MJ（146.95±13.96）（图 3）,明显低估了本区域芦苇群落的固碳能力。中国芦苇资源丰富,分布集中而广泛,全国范围内有 14 个主要芦苇产区,芦苇湿地面积达 130 万 hm^2[31]。按照本文的最大光能转化率计算,则芦苇的年固碳能力可达到 10.04—15.14 Tg C(13.55±1.25);而最大光能转化率采用 0.389 g C/MJ 时,模拟的芦苇年净初级生产力仅为 2.34—3.53 Tg C(3.16±0.29),则芦苇湿地的固碳能力将会被低估 75%。

3.3　模拟的最大光能转化率对主要因素的敏感性

利用 CASA 模型来模拟植被的最大光能转化率,需要先利用遥感数据和气象数据计算 APAR,FPAR,*Wg* 和 *Tg*,因此,这些数据误差也会被带入最后的模拟结果中。APAR 的数据误差主要来源于利用日照时数对太阳总辐射的估算,FPAR 的误差则主要来源于 NDVI,*Wg* 和 *Tg* 则主要取决于气温和降水。将这些主要的影响因素以 2011 年的实际值为基准,在±40%的变化范围内,以 5%的间距变化,采用单因素分析误差对模拟结果的影响。由于植被的 NDVI 的值介于 0—1 之间,当变化超过 30%时,出现 NDVI 大于 1 的情况,因此 NDVI 的变化范围设为±30%。

图 4 结果为不同影响因素值域下模拟的芦苇最大光能转化率和最大光能转化率对其影响因素的一阶导数。从图中可以看出,不同的因素对模拟结果的影响不同。当总辐射和 NDVI 在±40%的范围内变化时,模拟的芦苇最大光能转化率分别为 1.239—2.568 g C/MJ(1.752±0.409)和 1.313—2.276 g C/MJ(1.716±0.308),模拟值随着总辐射和 NDVI 的增加而呈现下降的趋势(图 4),并表现出较强的敏感性,其一阶导数分别为-1.351—-0.642(-0.917±0.23)和-1.218—-0.708(-0.924±0.17)。在低值区域,这种敏感性表现的更加明显,并虽着总辐射和 NDVI 的增加而呈现下降的趋势(图 4)。尽管如此,模拟值仍然落在样点的变化范围之内(1.112—2.611 g C/MJ)。本文的结果表明在高纬度及总辐射较低的地区,控制总辐射的精度显得格外重要,因为利用 CASA 模型模拟的植被最大光能转化率可能具有更大不确定性。但由于观测设备和观测方法的限制,我国太阳辐射观测站稀少,常需要利用日照时数来估算。在本研究区域也没有太阳总辐射观测站,只能利用日照时数来计算[26]。即便是整个辽宁省也仅有朝阳、大连和沈阳具有辐射观测数据,因此,利用这 3 个点的数据,采用交叉验证的方法来检验所估算的太阳总辐射的精度。检验结果显示估算的太阳总辐射具有很高的精度(图 5),3 个样点的相对均方根误差均小于 7%,总体精度达到 95%,按±5%的误差估计,则模拟的芦苇最大光能转化率介于 1.598—1.743 g C/MJ 之间,绝对变化幅度为-0.069—0.076 g C/MJ,相对变化幅度仅为-4.14%—4.56%。这表明本文模拟的结果具有一定的稳定性和可靠性。

模拟的芦苇最大光能转化率对 NDVI 也具有较强的敏感性,NDVI±30%的变化引起的模拟结果绝对变化

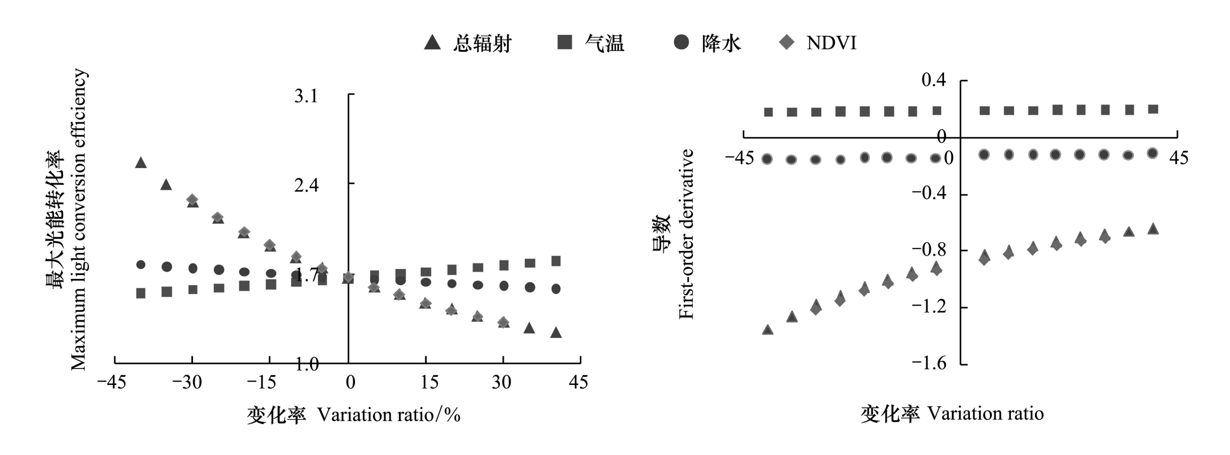


图 4　模拟的最大光能转化率对主要因素的敏感性

Fig.4　Sensibility of the simulated maximum light conversion efficiency to affect factors

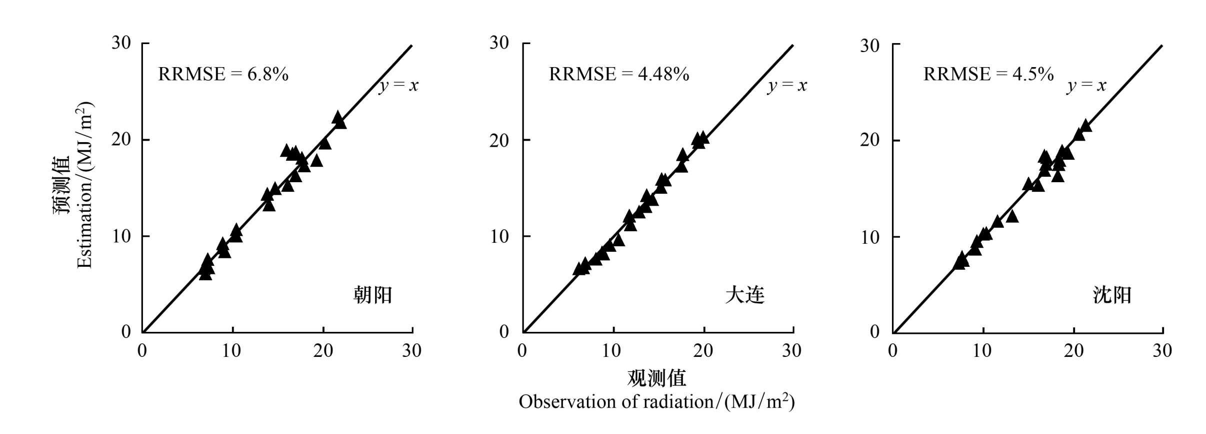


图 5　太阳总辐射的观测值与预测值

Fig.5　Scatter plots of global solar radiation estimation vs. observation

RRMSE：相对均方根误差 Relaitve root mean square error

幅度为－0.35—0.609 g C/MJ，相对变化幅度为－21.2%—36.5%，这也证明空间分辨率和植被覆盖度对模拟的结果有重要影响。随着植被覆盖度的增加，这种敏感性有降低的趋势，如图 4 所示，一阶导数随着 NDVI 的增加而呈上升（负值）的趋势。NDVI 的不确定性是个十分复杂的问题，有来自不同的遥感平台、传感器、遥感方式的差异的影响，即便是不考虑这些因素，云、大气成分、地面背景、观测角度等因素也都对 NDVI 有着重要的影响。刘良明等指出 MODIS NDVI 的不确定性约为 12%，随着 NDVI 值的增加，这种不确定性还会减少[32]；而 Trishchenko 等的研究表明 MODIS NDVI 数据的误差高达 30%[33]。以最大误差 30% 考虑，则模拟结果为 1.313—2.276 g C/MJ，仍然比较集中在样点的变化范围之内（1.112—2.611 g C/MJ）。另一方面，由于 MODIS NDVI 被广泛作为区域植被及净初级生产力的研究的首选数据源。相同的数据源使得这些因素引起的 NDVI 的不确定性具有相似性，使最终结果之间差异将会大大减小，结果具有可比性。即便是使用不同尺度或者分辨率的 MODIS NDVI 数据（图 6），其结果也十分相近。从图 6 中可以看出，250 m 和 1000 m 分辨率的 MODIS NDVI 几乎重合，差异约为 1%，模拟值变化仅仅为 0.016 g C/MJ。这是因为 MODIS NDVI 的合成都是利用分辨率为 250 m 的第一波段和第二波段反射率为基础，优先选择近星下点无云像元，尽可能减小云、暗影、大气气溶胶的影响、应用 BRDF 模式将角度订正到一致的标准化的视角和太阳大顶角的条件下，保证合成资料的质量和一致性[34]。因此，本文基于 250 m 分辨率的 MODIS NDVI 数据的结果仍然可以应用到 1000 m 分辨率尺度下。

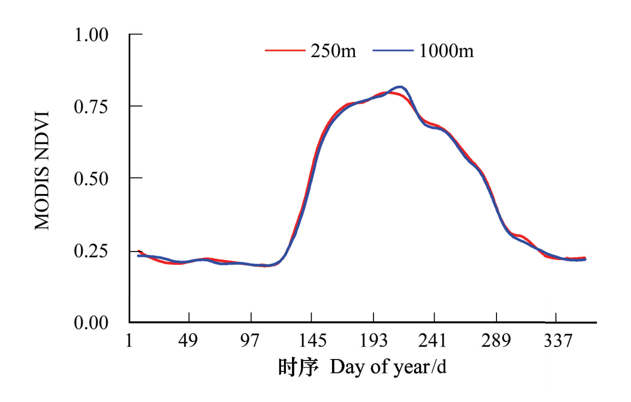


图 6　两种分辨率的芦苇 MODIS NDVI

Fig.6　Temporal vartion of MODIS NDVI with the resolution of 250m and 1000m

MODIS NDVI：中分辨率成像光谱仪植被指数 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer Normalized Difference Vegetation Index

模拟的最大光 能转化率随着气温的增加呈上升的趋势，但随着降水量的增加呈下降的趋势，两者的一阶导数都较小，并且保持比较恒定的值（图 4），表明模拟结果对温度和降水量的敏感性较小而且比较稳定。模拟值分别为 1.547—1.801 g C/MJ（1.669±0.08）和1.586—1.774 g C/MJ（1.672±0.06）之间，绝对变化幅度分别为－0.12—0.134 g C/MJ 和－0.08—0.107 g C/MJ。而实际上，温度和降水的观测简单而且精度高，其误差远远要小于 50%。因此，温度和降水误差对模结果的影响更加微弱。

4 结论

准确确定最大光能转化率是利用光能利用率模型研究区域植被净初级生产力的基础。本文利用遥感技术结合地面气象观测和生产力野外监测,利用 CASA 模型反演了辽河三角洲河口湿地典型芦苇群落的最大光能转化率。芦苇群落具有很高的碳转化能力,最大光能转化率达到 1.667 g C/MJ,实际光能转化率达到 0.957—1.102 g C/MJ。模拟最大光能转化率对总辐射和 NDVI 表现出较强的敏感性,在低值区域,这种敏感性表现的更加明显;因此,在总辐射较低的地区,控制总辐射的精度显得格外重要。本文总辐射模拟精度达到 95%,按±5%的误差估计,则模拟值相对变化幅度仅为-4.14%—4.56%,具有一定的稳定性和可靠性。模拟结果对 NDVI 的敏感性随着 NDVI 的增加而降低,即便是以误差 30%考虑,则模拟值仍然比较集中在样点的变化范围之内。而在实际应用中,由于 MODIS NDVI 被广泛用于区域净初级生产力的研究,不同分辨率的 MODIS NDVI 差异较小,模拟结果也更加稳定。模拟芦苇最大光能转化率对温度和降水量的敏感性较小而且比较稳定,因此,温度和降水误差对模拟结果影响较小。

参考文献(References):

[1] Odum W E, Odum E P, Odum H T. Nature's pulsing paradigm. Estuaries, 1995, 18(4): 547-555.

[2] Parton W J, Scurlock J M O, Ojima D S, Gilmanov T G, Scholes R J, Schimel D S, Kirchner T, Menaut J C, Seastedt M T, Moya E G, Kamnalrut A, Kinyamario J I. Observations and modeling of biomass and soil organic matter dynamics for the grassland biome worldwide. Global Biogeochemical Cycles, 1993, 7(4): 785-890.

[3] Potter C S, Randerson J T, Field C B, Matson P A, Vitousek P M, Mooney H A, Klooster S A. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. Global Biogeochemical Cycles, 1993, 7(4): 811-841.

[4] Field C B, Randerson J T, Malmström C M. Global net primary production: combining ecology and remote sensing. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(1): 74-88.

[5] Raymond E, Hunt J R. Relationship between woody biomass and PAR conversion efficiency for estimating net primary production from NDVI. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(8): 1725-1729.

[6] Wofsy S C, Goulden M L, Munger J W, Fan S M, Bakwin P S, Daube B C, Bassow S L, Bazzaz F A. Net exchange of CO_2 in a mid-latitude forest. Science, 1993, 260(5112): 1314-1317.

[7] Russell G, Jarvis P G, Monteith J L. Absorption of radiation by canopies and stand growth//Russell G, Marshall B, Jarvis P G, eds. Plant Canopies:Their Growth, Form and Function. Cambridge: Cambridge University Press, 1989: 21-39.

[8] Heimann M, Keeling C. A three-dimensional model of atmospheric CO_2 transport based on observed winds: 2. model description and simulated tracer experiments. American Geophysical Union, 1989, 55: 237-275.

[9] Raich J W, Rastetter E B, Melillo J M, Kicklighter D W, Steudler P A, Peterson B J, Grace A L, Moore Ⅲ B, Vörösmarty C J. Potential net primary productivity in South America: application of a global model. Ecological Applications, 1991, 1(4): 399-429.

[10] McGuire A D, Melillo J M, Joyce L A, Kicklighter D W, Grace A L, Moore Ⅲ B, Vorosmarty C J. Interactions between carbon and nitrogen dynamics in estimating net primary productivity for potential vegetation in North America. Global Biogeochemical Cycles, 1992, 6(2): 101-124.

[11] Lobell D B, Hicke J A, Asner G P, Field C B, Tucker C J, Los S O. Satellite estimates of productivity and light use efficiency in United States agriculture, 1982-98. Global Change Biology, 2002, 8(8): 722-735.

[12] Goetz S J, Prince S D. Remote sensing of net primary production in boreal forest stands. Agricultural and Forest Meteorology, 1996, 78(3/4): 149-179.

[13] Running S W, Thornton P E, Nemani R, Glassy J M. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system//Sala O E, Jackson R B, Mooney H A, Howarth R W, eds. Methods in Ecosystem Science. New York: Springer-Verlag, 2000: 44-57.

[14] 朱文泉, 潘耀忠, 何浩, 于德永, 扈海波. 中国典型植被最大光利用率模拟. 科学通报, 2006, 51(6): 700-706.

[15] 王宪礼, 胡远满, 布仁仓. 辽河三角洲湿地的景观变化分析. 地理科学, 1996, 16(3): 260-265.

[16] 汲玉河, 周广胜. 辽河三角洲地区植被的地上净初级生产力格局及其制约因子. 生态环境学报, 2010, 19(10): 2269-2274.

[17] 刘红玉, 吕宪国, 刘振乾, 杨青, 张柏. 辽河三角洲湿地资源与区域持续发展. 地理科学, 2000, 20(6): 545-551.

[18] Chen J L, Li G S, Xiao B B, Wen Z F, Lv M Q, Chen C D, Jiang Y, Wang X X, Wu S J. Assessing the transferability of support vector machine model for estimation of global solar radiation from air temperature. Energy Conversion and Management, 2015, 89: 318-329.

[19] Roujean J L, Breon F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. Remote sensing of Environment, 1995, 51(3): 375-384.

[20] Sellers P J, Berry J A, Collatz G J, Field C B, Hall F G. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. Ⅲ. A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme. Remote Sensing of Environment, 1992, 42(3): 187-216.

[21] 彭少麟, 张祝平. 鼎湖山地带性植被生物量、生产力和光能利用效率. 中国科学: B 辑, 1994, 24(5): 497-502.

[22] Los S O. Linkages between global vegetation and climate: an analysis based on NOAA advanced very high resolution radiometer data[D]. Washington: National Aeronautics and Space Administration (NASA), 1998.

[23] Allen R G, Pereira L S, Raes D. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. FAO irrigation and drainage paper 56. Rome: FAO, 1998.

[24] 张新时. 植被的 PE(可能蒸散)指标与植被-气候分类(二)——几种主要方法与 PEP 程序介绍. 植物生态学报, 1989, 13(3): 197-207.

[25] Friedlingstein P, Joel G, Field C B, Fung I Y. Toward an allocation scheme for global terrestrial carbon models. Global Change Biology, 1999, 5(7): 755-770.

[26] Chen J L, Li G S. Parameterization and mapping of solar radiation in data sparse regions. Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences, 2012, 48(4): 423-431.

[27] 彭少麟, 郭志华, 王伯荪. 利用 GIS 和 RS 估算广东植被光利用率. 生态学报, 2000, 20(6): 903-909.

[28] Schubauer J P, Hopkinson C S. Above-and belowground emergent macrophyte production and turnover in a coastal marsh ecosystem, Georgia. Limnology and Oceanography, 1984, 29(5): 1052-1065.

[29] 梅雪英, 张修峰. 长江口典型湿地植被储碳、固碳功能研究-以崇明东滩芦苇带为例. 中国生态农业学报, 2008, 16(2): 269-272.

[30] Ahearn D S, Viers J H, Mount J F, Dahlgren R A. Priming the productivity pump: flood pulse driven trends in suspended algal biomass distribution across a restored floodplain. Freshwater Biology, 2006, 51(8): 1417-1433.

[31] 闫明, 潘根兴, 李恋卿, 邹建文. 中国芦苇湿地生态系统固碳潜力探讨. 中国农学通报, 2010, 26(18): 320-323.

[32] 刘良明, 梁益同, 马慧云, 黄靖. MODIS 和 AVHRR 植被指数关系的研究. 武汉大学学报: 信息科学版, 2004, 29(4): 307-310.

[33] Trishchenko A P, Cihlar J, Li Z Q. Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(1): 1-18.

[34] Huete A, Justice C, Van Leeuwen W. MODIS vegetation index (MOD 13). Version 3. Algorithm theoretical basis document. ATBD-MOD-13, NASA, 1999.